

Торайғыров университетінің  
ҒЫЛЫМИ ЖУРНАЛЫ

НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ  
Торайғыров университета

---

# Торайғыров университетінің ХАБАРШЫСЫ

Экономикалық сериясы  
1997 жылдан бастап шығады



## ВЕСТНИК

### Торайғыров университета

Экономическая серия  
Издается с 1997 года

ISSN 2710-3552

№ 3 (2024)

Павлодар

**НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ**  
**Торайгыров университета**

**Экономическая серия**  
выходит 4 раза в год

---

**СВИДЕТЕЛЬСТВО**

о постановке на переучет периодического печатного издания,  
информационного агентства и сетевого издания  
№ KZ93VPY00029686

выдано  
Министерством информации и коммуникаций  
Республики Казахстан

**Тематическая направленность**  
публикация материалов в области экономики, управления,  
финансов, бухгалтерского учета и аудита

**Подписной индекс – 76133**

<https://doi.org/10.48081/NCQE5133>

---

**Бас редакторы – главный редактор**  
Давиденко Л. М.  
*доктор PhD*

Заместитель главного редактора  
Ответственный секретарь

Гребнев Л. С., *д.э.н., профессор*  
Шеримова Н. М., *магистр*

**Редакция алқасы – Редакционная коллегия**

Шмарловская Г. А.,	<i>д.э.н., профессор (Беларусь);</i>
Кунязов Е. К.,	<i>доктор PhD, доцент;</i>
Алмаз Толымбек,	<i>доктор PhD, профессор (США);</i>
Мукина Г. С.,	<i>доктор PhD, ассоц. профессор, доцент;</i>
Алтайбаева Ж. К.,	<i>к.э.н.</i>
Мусина А. Ж.,	<i>к.э.н., ассоц. профессор, доцент;</i>
Титков А. А.,	<i>к.э.н., доцент;</i>
Омарова А. Р.	<i>технический редактор.</i>

---

За достоверность материалов и рекламы ответственность несут авторы и рекламодатели  
Редакция оставляет за собой право на отклонение материалов  
При использовании материалов журнала ссылка на «Вестник Торайгыров университета» обязательна

<https://doi.org/10.48081/FJFA1622>

**К. Капоне<sup>1</sup>, К. Абдрашева<sup>2</sup>, \*А. Кожамметова<sup>3</sup>,  
А. Мамырбаев<sup>4</sup>, Т. Нарбаев<sup>5</sup>**

<sup>1</sup>Ташкентский государственный экономический университет,  
Республика Узбекистан, г. Ташкент

<sup>2,3,4,5</sup>Казахстанско-Британский технический университет,  
Республика Казахстан, г. Алматы

<sup>1</sup>ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8970-5802>

<sup>2</sup>ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-7956-3654>

<sup>3</sup>ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-3077-2023>

<sup>4</sup>ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-5333-6767>

<sup>5</sup>ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6401-2700>

\*e-mail: [a.kozhakhmetova@kbtu.kz](mailto:a.kozhakhmetova@kbtu.kz)

## **ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ БЮДЖЕТОМ ПРОЕКТА: КЛАСТЕРИЗАЦИЯ DBSCAN И БИНОМИАЛЬНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ**

*Проектные группы используют бюджет на случай непредвиденных обстоятельств (Contingency budget - CB), чтобы управлять рисками непредвиденного перерасхода средств при контроле проектами, которые часто встречаются в процессе управления проектами из различных отраслей. В данном исследовании предлагается детерминированный подход, основанный на искусственном интеллекте (Artificial intelligence – AI), для оценки CB. Модель, основанная на кластеризации Density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN), объединяет метод ожидаемой денежной стоимости и биномиального распределения, интегрируясь с динамическими и адаптированными структурами, необходимыми для гибкого контроля проектами. Модель была протестирована, используя 20 реестров рисков, каждый из которых содержит 25 случайно сгенерированных рисков с разными уровнями вероятностей и последствий. Используя аналитические модели, были сравнены оценки модели с результатами, полученными с помощью традиционного*

*метода ожидаемой денежной стоимости. Предлагаемая модель не только показывает более точные оценки СВ, но и является более простой в использовании, чем симуляция Монте-Карло (Monte Carlo simulation - MCS), что делает ее особенно подходящей для контроля проектов, где гибкость и эффективность имеют первостепенное значение.*

*Ключевые слова: управление проектами, кластеризация DBSCAN, ожидаемая денежная стоимость, биномиальное распределение, резервный бюджет, симуляция Монте-Карло.*

## **Введение**

Поскольку проекты являются уникальными деловыми начинаниями, их реализация сопряжена с рисками. Риски влияют на ход реализации проекта, отклоняя его от запланированного плана реализации [1; 2; 3]. Проектные группы используют бюджет на случай непредвиденных обстоятельств (Contingency budget - СВ) для управления такими рисками и связанными с ними отклонениями от плана во время контроля проекта. По данным Института Управления Проектами [4], СВ – это средства, выделенные в базовой стоимости проекта для известных рисков со стратегиями активного реагирования.

СВ имеет решающее значение для защиты интересов заинтересованных сторон проекта (например, спонсоров, подрядчиков и инвесторов) от неожиданного перерасхода средств, а также может улучшить отношения между партнерами по проекту, возвращая неизрасходованные средства или улучшая результаты проекта [5; 6; 7]. СВ определяется на этапе планирования проекта и традиционные методы его оценки включают в себя взятие фиксированного процента от бюджета проекта или установленного значения, часто основанного на опыте организации в прошлых проектах. Однако эти подходы не учитывают конкретные неопределенности каждого проекта и, как правило, представляют собой нисходящие оценки [8]. Более продвинутые подходы в литературе предлагают количественную оценку рисков событий и их последствий, часто с использованием таких моделей, как анализ дерева решений, анализ вероятности-воздействия, ожидаемая денежная стоимость (EMV) и моделирование Монте-Карло (MCS) [9; 10; 11; 12; 13].

Интеграция искусственного интеллекта (Artificial intelligence – AI) в управление проектами открывает новые возможности для улучшения этих самых аспектов – принятия решений и операционной эффективности. AI может оказать существенное влияние на этапах контроля и мониторинга,

обеспечивая анализ данных в реальном времени, прогнозную аналитику и механизмы автоматического реагирования [14]. Способность AI учиться на исторических данных и адаптироваться к новой информации позволяет использовать более динамичный подход к управлению, соответствующий гибким принципам постоянного совершенствования и гибкости. Используя искусственный интеллект, проектные группы могут достичь более высокой степени точности в оценке и управлении рисками, что приведет к более точному и надежному прогнозу СВ.

Опираясь на ранее разработанный метод Капоне и Нарбаева [15], в данной работе предлагается усовершенствованная методика AI для повышения точности оценки СВ. Модель, являющаяся частью семейства методов неконтролируемого машинного обучения, основанных на кластеризации DBSCAN, объединяет подход EMV и биномиальное распределение, и представляет более точные оценки СВ за счет кластеризации вероятностей и последствий рисков.

### **Материалы и методы**

#### **Модель**

Моделирование, такое как MCS, широко используется при анализе рисков и оценке СВ. Причина в том, что детерминированные методы нелегко применить для анализа в условиях неопределенности [16; 17]. MCS, без сомнения, очень точен, но в то же время сложен для применения на практике. Принимая это во внимание, предлагается новый детерминистический подход и сравнение результатов оценки СВ предлагаемой модели с результатами, полученными MCS. Выбранная методология основана на двух методах расчета СВ: метод ожидаемой EMV [18] и биномиальное распределение [19].

#### **Использование подхода EMV для определения СВ**

Расчет СВ с использованием подхода EMV ( $СВ_{EMV}$ ) прост: СВ представляет собой сумму произведения каждого воздействия риска на его вероятность [18]. Модель представлена □□ в (1):

$$СВ_{EMV} = \sum_{i=1}^n СВ_i = \sum_{i=1}^n \text{воздействие}_i \times \text{вероятность}_i \quad (1)$$

где воздействие<sub>*i*</sub> представляет влияние риска *i* в реестре рисков, а вероятность<sub>*i*</sub> – его вероятность. СВ<sub>*i*</sub> представляет собой СВ из-за риска *i*, а СВ<sub>EMV</sub> представляет собой сумму всех непредвиденных обстоятельств для всего проекта.

Однако ограничением этого подхода является то, что он рассматривает СВ как ожидаемую величину воздействия среди всех возможных воздействий, которые могут возникнуть после материализации рисков. Практикам необходимо знать, какой СВ должен покрывать материализованные риски при определенном уровне вероятности. Чтобы представить это ограничение

более наглядно, рассмотрим простой вымышленный реестр рисков с четырьмя рисками и связанными с ними последствиями и вероятностями, как показано в Таблице 1.

Таблица 1 – Пример реестра рисков с четырьмя рисками

Риск №	Влияние (в долларах США)	Вероятность
1	1,200	25,0%
2	1,700	40,0%
3	3,000	15,0%
4	900	5,0%
Всего EMV	1475 долларов США	

Как обсуждалось в более ранней работе [15], исходный набор данных был адаптирован для отражения более локализованных условий, что обеспечивает применимость наших выводов в различных средах проекта. Согласно (1),  $CV_{EMV}$  равен 1475 долларов США (Таблица 1). Теоретически EMV представляет собой порог, который эффективно покрывает риски в 50% потенциальных сценариев. Это концептуальное понимание было эмпирически подтверждено с помощью комплексного моделирования MCS, примененного к нашему реестру рисков. Проведя один миллион итераций, было установлено, что EMV в 1475 долларов США действительно соответствует покрытию рисков примерно в 50,5 % случаев. Этот результат не только подтверждает, но и подчеркивает ограничение использования EMV в качестве надежной оценки: он ограничен CL 50,0 % и, следовательно, не может использоваться для расчета СВ с разными уровнями достоверности.

Использование биномиального распределения для определения СВ

Дискретное распределение вероятностей можно использовать для преодоления этого ограничения EMV, т. е. невозможности расчета СВ с заданным CL. Распределение вероятностей позволяет идентифицировать СВ в рамках CL, т. е. вероятность того, что влияние рисков будет меньше или равно СВ после возникновения рисков. Распределение дает хорошее приближение этой вероятности, если диапазон вероятностей риска находится в пределах 20 % [19], например, вероятности рисков в реестре рисков находятся между 10,0 % и 30,0 %, и мы используем  $p$  в качестве средней вероятности рисков.

Биномиальное распределение ожидаемой стоимости представляет собой количество ожидаемых нами рисков и определяется формулой (2):

$$EV(n, p) = n \times p \quad (2)$$

где  $p$  – средняя вероятность в реестре рисков, а  $n$  – количество рисков, присутствующих в реестре рисков.

Чтобы использовать (2), мы предполагаем, что риски, присутствующие в реестре рисков, имеют одинаковые или очень похожие вероятности. Далее, если мы добавим условие, что все воздействия риска одинаковы или, по крайней мере, очень близки друг к другу, ожидаемое СВ можно аппроксимировать формулой (3):

$$СВ \approx \text{воздействие}_{\text{средняя величина}} \times EV(n, p_{\text{средняя величина}}) \quad (3)$$

где воздействие<sub>средняя величина</sub> это среднее значение воздействий рисков, а – это  $p_{\text{средняя величина}}$  средняя вероятность рисков.

Для расчета СВ в пределах заданного CL воспользуемся биномиальной функцией массы вероятности по (4):

$$S(x, p) = \frac{x!}{k!(x-k)!} \times p^k \times (1-p)^{x-k} = CL \quad (4)$$

где  $x$  представляет собой количество рисков по данному CL.

Решив ее по  $x$ , расчет СВ можно переписать как в (5)

$$СВ \approx \text{воздействие}_{\text{средняя величина}} \times x \quad (5)$$

Предлагаемая модель МО для оценки СВ

Предлагается упрощение (5) с использованием дисперсии биномиального распределения (Var), определяемой формулой (6):

$$Var(n, p) = n \times p \times (1-p) \quad (6)$$

Следовательно, следующее уравнение может аппроксимировать СВ:

$$СВ_{CL} \approx \text{воздействие} \times (EV(n, p) + Z\_score(CL) \times \sqrt{Var(n, p)}) \quad (7)$$

Где  $Z\_score(CL)$  — это Z-показатель, связанный с конкретным CL. В большинстве случаев CL составляет 85,0 % [20], тогда Z-показатель (85,0 %) = 1,0364.

Уравнение (7) является расширением (5). Однако (7) все еще имеет ограничение, присутствующее в (5); необходимо учитывать, что вероятности рисков и связанные с ними воздействия одинаковы или очень близки друг к

другу. Мы отмечаем, что использование средних вероятностей и воздействий может привести к неточным оценкам.

Используя пересмотренную методологию, включающую кластеризацию, повышена точность модели Капоне и Нарбаева [15], с изменением подхода к расчету СВ для каждого кластера. Ранее по уравнению (8) СВ рассчитывался путем суммирования стандартных отклонений для каждого кластера, что завышало общую дисперсию. Теперь рассчитывается EMV для каждого кластера, а затем определяется общее стандартное отклонение (Standard deviation - SD), извлекая квадратный корень из суммы дисперсий по кластерам. Это уточнение решает проблему завышения дисперсии и приводит к более точной оценке СВ.

$$CB_i = ICC_i \times (EV_i + zscore(CL\%) \times \sqrt{Var_i}) \quad (8)$$

где  $EV_i$  — представляет собой влияние центроида кластера, рассчитанное как среднее влияние рисков, входящих в кластер  $i$ ;  $ICC_i$  — представляет собой вероятность центроида кластера, рассчитываемую как среднюю вероятность рисков, входящих в кластер  $i$ ;  $zscore(CL\%)$  — количество рисков в кластере  $i$ ,  $Var_i$  — СВ кластера  $i$  при данном CL.

Тогда общий СВ для данного проекта определяется уравнением (9):

$$CB_{TOT} = \sum_{i=1}^N (ICC_i \times EV_i) + zscore(CL\%) \sqrt{\sum_{i=1}^N Var_i} \quad (9)$$

Применяя (9) к реестру рисков, представленному в таблице 1, вероятности центроида кластера составляют 15,0% и 23,3%, а воздействие центроида кластера составляет 3000 долларов США и 1266,67 долларов США. В результате 100 000 испытаний MCS мы определили  $CB_{(TOT-MC)}$  в размере 3000 долларов США с CL равным 85,0%.  $CB_{(TOT-MC)}$  представляет собой наш эталон.

Применяя (7) к полному реестру рисков (т. е. учитывая все риски в одном кластере), мы рассчитываем детерминированный СВ в размере 2886,53 доллара США с теоретическим CL 85,0 %, но с фактическим CL 76,43%. Фактический CL рассчитывается с использованием MCS. Мы видим, что СВ рассчитанное по (7) далек от СВ рассчитанного по MCS (). Отметим, что неточность (7) обусловлена использованием средней вероятности рисков.

### Результаты и обсуждение

Предложенная методология была протестирована с использованием 20 регистров рисков, каждый из которых содержит 25 случайных рисков. Чтобы

дополнительно проверить надежность нашего подхода в сложных условиях, мы намеренно разработали эти тесты так, чтобы они отражали совершенно случайные риски и не имели естественной однородности внутри кластеров. Этот сценарий представляет собой «наихудший случай» с точки зрения кластеризации, направленный на демонстрацию эффективности нашей методологии, даже когда типичные групповые сходства не существуют.

Как и ожидалось, применение кластеризации через DBSCAN не повысило точность расчетов СВ по сравнению с однокластерным подходом, при этом оба метода дали уровень достоверности (CL) близкий к теоретическим 85,0–83,6 % для некластеризованных моделей и 83,00 % для модели DBSCAN. Примечательно, что стандартное отклонение CL по 20 реестрам рисков сократилось с 4,5 до 3,5 при использовании DBSCAN. Такое снижение изменчивости подчеркивает значительное преимущество: результаты, полученные с помощью DBSCAN, более стабильны. Несмотря на то, что общая точность с точки зрения CL не улучшилась, согласованность расчетов СВ для различных сценариев улучшилась, демонстрируя полезность DBSCAN в обеспечении более надежных результатов управления рисками в различных и случайно сгенерированных средах риска.

Гибкость нашей методологии, объединяющей кластеризацию DBSCAN и биномиальное распределение, особенно подходит для гибкого контроля проектами, где решающее значение имеют адаптивность и оперативность реагирования на изменения. Гибкие проекты получают большую выгоду от нашего подхода, поскольку он позволяет быстро перекалибровать оценки рисков в ответ на меняющуюся динамику проекта — возможность, которая обычно невозможна с помощью традиционных методов оценки рисков, таких как MCS. Такая гибкость улучшает процессы принятия решений, позволяя проектным группам активно и эффективно управлять рисками. Наш подход поддерживает итеративные и поэтапные структуры реализации, распространенные в гибких методологиях, гарантируя непрерывность управления рисками и тесное соответствие принципам гибкости и темпов реализации. Кроме того, благодаря быстрому предоставлению точных оценок рисков и более высокому уровню достоверности наша методология помогает гибким командам поддерживать скорость проекта, одновременно защищая от потенциальных неудач, которые могут повлиять на сроки и бюджет проекта. Эта возможность неоценима в средах, где масштабы проектов и требования заинтересованных сторон могут часто меняться, что требует динамического подхода к управлению рисками, который традиционные методы часто не могут обеспечить.

Специалисты по управлению проектами могут использовать нашу методологию, чтобы получить практичную, простую и детерминистическую основу для расчета СВ в условиях неопределенности с более высокой точностью. Его можно представить в электронной таблице, чтобы облегчить количественную оценку СВ. MCS продолжает представлять собой один из лучших подходов в этом контексте, но его применение ограничено из-за его внутренней сложности для практиков.

В заключении отметим основные преимущества предложенной модели. Первый вклад нашей методологии заключается в ее способности давать более точные оценки СВ. Второй вклад заключается в его простоте: подход включает только алгебраические операции. Кроме того, если реестр рисков содержит ограниченное количество рисков, кластеризацию можно выполнить вручную, сгруппировав риски по трем категориям рисков (низкая, средняя и высокая вероятность). Среднюю вероятность для каждой из этих трех категорий (кластеров псевдонимов) можно легко вычислить. Тогда применение (8) к каждому кластеру является простым. Наконец, представляет собой сумму кластерных СВ, рассчитанную с использованием (9).

### **Выводы**

В данной работе был предложен подход на основе AI для оценки СВ. Модель объединяет концепции метода EMV, биномиального распределения и кластеризации DBSCAN. Модель обеспечивает более точные оценки СВ по сравнению с традиционным подходом EMV и проще в использовании чем MCS. Адаптивность нашей методологии делает ее особенно эффективной при контроле проектами.

Модель демонстрирует повышенную точность, особенно в сценариях, где вероятности и последствия рисков значительно варьируются по всему реестру рисков, но остаются относительно однородными внутри каждого кластера. Это отражает распространенные реальные ситуации, когда проектные риски в рамках определенных категорий или фаз часто имеют схожие характеристики и вероятности, что оправдывает кластерный подход. Повышенная точность расчета СВ, когда риски сгруппированы в однородные кластеры, соответствует статистическим принципам уменьшения дисперсии, где внутренняя согласованность группы способствует более надежному прогнозу моделированию и оценке рисков.

Способность нашей модели быстро адаптироваться к различным условиям проекта и поддерживать высокую точность оценки рисков делает ее мощным инструментом в современных условиях управления проектами. Обеспечивая эффективность и точность вычислений без высоких требований

традиционных MCS, наш подход не только поддерживает, но и улучшает процессы принятия стратегических решений.

### **Информация о финансировании**

Данное исследование было выполнено при финансовой поддержке Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (грант №AP23488488).

### **Список использованных источников**

1 **Thamhain, H.** Managing Risks in Complex Projects // Project Management Journal. – 2013. – № 44(2). – P. 20–35.

2 **De Marco, A., Mangano, G., Narbaev, T.** The Influence of Risk on the Equity Share of Build-Operate-Transfer Projects // Built Environment Project and Asset Management. – 2017. – № 7(1). – P. 45–58.

3 **Hamzeh, A. M., Mousavi, S. M., Gitinavard, H.** Imprecise Earned Duration Model for Time Evaluation of Construction Projects with Risk Considerations // Automation in Construction. – 2020. – № 111. – P. 102–113.

4 Project Management Institute. A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide). 7th edition. Project Management Institute, Newtown Square, PA, 2021.

5 **Barraza, G. A., and Bueno, R. A.** Cost Contingency Management // Journal of Management in Engineering. – 2007. – № 23(3). – P. 140–146.

6 **Baccarini, D.** Estimating Project Cost Contingency – A Model and Exploration of Research Questions. In: Khosrowshahi, F. (Ed.), 20th Annual ARCOM Conference. Association of Researchers in Construction Management. – 2004. – Volume 1. – P. 105–113.

7 **Narbaev, T., De Marco, A.** An Earned Schedule-Based Regression Model to Improve Cost Estimate at Completion // International Journal of Project Management. – 2014. – № 32(6). – P. 1007–1018.

8 **Xie, H., AbouRizk, S., and Zou, J.** Quantitative Method for Updating Cost Contingency throughout Project Execution. Journal of Construction Engineering and Management. – 2012. – 138(6). – 759–766.

9 Project Management Institute. The Standard for Risk Management in Portfolios, Programs, and Projects. Project Management Institute, Newtown Square, PA, 2019.

10 **Cagliano, A. C., Grimaldi, S., Rafele, C.** Choosing Project Risk Management Techniques. A Theoretical Framework // Journal of Risk Research. – 2015. – № 18(2). – 232-248.

11 **Hu, X., Cui, N., Demeulemeester, E.** Effective Expediting to Improve Project Due Date and Cost Performance through Buffer Management // International Journal of Production Research. – 2015. – № 53(5). – P. 1460–1471.

12 **Nunez, M. A., Kuo, L. & Chiang, I. R.** Managing Risk-Adjusted Resource Allocation for Project Time-Cost Tradeoffs // Ann Oper. Res. – 2016. – № 4(2). – P. 230–245.

13 **Qazi, A., Simsekler, M. C. E. & Formanek, S.** Supply Chain Risk Network Value at Risk Assessment using Bayesian Belief Networks and Analytical Methods // Ann Oper. Res. – 2022. – № 2(1). – P. 298–308.

14 **Tavares, B. G., Sanches da Silva, C. E., & Diniz de Souza, A.** Practices to Improve Risk Management in Agile Projects // International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering. – 2019. – № 29(05). – P. 685–706.

15 **Capone, C., & Narbaev, T.** Estimation of Risk Contingency Budget in Projects using Machine Learning // IFAC-PapersOnLine. – 2022. – № 55(10). – P. 381–386.

16 **Bakhshi, P. and Touran, A.** Calculation of Contingency in Construction Projects // IEEE Transactions on Engineering Management. – 2014. – № 50(2). – P. 135–140.

17 **Touran, A.** Probabilistic Cost Estimating with Subjective Correlations // Journal of Construction Engineering and Management. – 1993. – № 119(1). – P. 587–599.

18 **Touran, A. and Lopez, R.** Modeling Cost Escalation in Large Infrastructure Projects // Journal of Construction Engineering and Management. – 2006. – № 132(8). – P. 853–860.

19 **Cioffi, D. F., Khamooshi, H.** A Practical Method of Determining Project Risk Contingency Budgets // Journal of the Operations Research Society. – 2007. – № 60(4). – P. 565–571.

20 **Rothwell, G.** Cost Contingency as the Standard Deviation of the Cost Estimate // Cost Engineering. – 2005. № 47(7). – P. 134–154.

Поступило в редакцию 11.06.24  
Поступило с исправлениями 01.08.24  
Принято в печать 25.08.24

К. Капоне<sup>1</sup>, К. Абдрашева<sup>2</sup>, \*Ә. Қожахметова<sup>3</sup>, А. Мамырбаев<sup>4</sup>, Т. Нарбаев<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Ташкент мемлекеттік экономика университеті,

Өзбекстан Республикасы, Ташкент қ.

<sup>2,3,4,5</sup>Қазақстан-Британ техникалық университеті,

Қазақстан Республикасы, Алматы қ.

11.06.24 ж. баспаға түсті.

01.08.24 ж. түзетулерімен түсті.

25.08.24 ж. басып шығаруға қабылданды.

## **ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТТІ ЖОБА БЮДЖЕТІН БАСҚАРУ ҮШІН ҚОЛДАНУ: DBSCAN КЛАСТЕРЛІГІ ЖӘНЕ БИНОМИАЛДЫҚ БӨЛУ**

*Жобаны бақылау барысында жоба топтары әртүрлі салалардағы жобаларда жиі кездесетін күтпеген шығындардың асып кету қаупін басқару үшін күтілмеген жағдайлардағы бюджетті (Contingency budget – CB) пайдаланады. Бұл зерттеуде CB бағалау үшін жасанды интеллектке (Artificial intelligence) негізделген анықтаушы тәсіл ұсынылған. Density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) кластерлеуіне негізделген модель күтілетін ақиқат қүн әдісі мен биномдық үлестіру тұжырымдамаларын біріктіріп, икемді жобаларды басқару үшін қажетті динамикалық және бейімделгіш құрылымдармен үйлеседі. Бұл әдістеде 20 тәуекел тізімі пайдаланыла отырып тексеріледі және олардың әрқайсысында себеп-салдар деңгейлері әртүрлі кездейсоқ құрылған 25 тәуекел қарастырылады. Аналитикалық үлгілерді пайдалана отырып, үлгінің бағалауларын дәстүрлі Earned Value Management (EVM) көмегімен салыстыру жүргізілген. Зерттеу нәтижелері көрсеткендей, ұсынылған үлгі дәлірек CB бағалауларын қамтамасыз етіп қана қоймай, сонымен қатар Монте-Карло симуляциясына (Monte Carlo simulation – MCS) қарағанда пайдаланылуы оңай. Бұл оны әсіресе икемділік пен тиімділік маңызды болып табылатын өзгермелі орталар үшін қолайлы етеді.*

*Кілтті сөздер: жобаларды басқару, DBSCAN кластерленуі, күтілетін ақиқат қүн, биномиалдық бөлу, резервті бюджет, Монте-Карло симуляциясы.*

C. Capone<sup>1</sup>, K. Abdrasheva<sup>2</sup>, \*A. Kozhakhmetova<sup>3</sup>, A. Mamyrbayev<sup>4</sup>, T. Narbaev<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Tashkent State University of Economics, Republic of Uzbekistan, Tashkent

<sup>2,3,4,5</sup>Kazakh-British Technical University, Republic of Kazakhstan, Almaty.

Received 11.06.24

Received in revised form 01.08.24

Accepted for publication 25.08.24

## **APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR PROJECT BUDGET MANAGEMENT: DBSCAN CLUSTERING AND BINOMIAL DISTRIBUTION**

*To manage risks against unexpected cost overruns, that may occur in any projects form different industries or scopes, project teams use a Contingency budget (CB) in project control. This study proposes a deterministic Artificial intelligence approach to estimate CB. Grounded in Density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) clustering, the model integrates the expected monetary value method and binomial distribution, aligning with the dynamic and adaptable frameworks required in agile project control. The study tests the methodology using 20 risk registers containing 25 randomly generated risks with associated probabilities and impacts. Using analytical models, the model's estimates were compared with those obtained by the traditional expected monetary value. The model provides more accurate CB estimates and proves to be more straightforward in use than Monte Carlo simulation (MCS), making it particularly suitable for agile environments where flexibility and efficiency are paramount.*

*Keywords: project management, DBSCAN clustering, expected monetary value, binomial distribution, contingency budget, Monte Carlo simulation.*

Теруге 02.09.2024 ж. жіберілді. Басуға 30.09.2024 ж. қол қойылды.

Электронды баспа

5,04 Мб RAM

Шартты баспа табағы 17,4

Таралымы 300 дана. Бағасы келісім бойынша.

Компьютерде беттеген: А. К. Мыржикова

Корректоры: А. Р. Омарова, М. М. Нугманова

Тапсырыс № 4278

Сдано в набор 02.09.2024 г. Подписано в печать 30.09.2024 г.

Электронное издание

5,04 Мб RAM

Усл.п.л. 17,4. Тираж 300 экз. Цена договорная.

Компьютерная верстка: А. К. Мыржикова

Корректорлар: А. Р. Омарова, М. М. Нугманова

Заказ № 4278

«Toraighyrov University» баспасынан басылып шығарылған

Торайғыров университеті

140008, Павлодар қ., Ломов к., 64, 137 каб.

«Toraighyrov University» баспасы

Торайғыров университеті

140008, Павлодар қ., Ломов к., 64, 137 каб.

8 (7182) 67-36-69

e-mail: [kereku@tou.edu.kz](mailto:kereku@tou.edu.kz)

[www.vestnik.tou.edu.kz](http://www.vestnik.tou.edu.kz)

[www.vestnik-economic.tou.edu.kz](http://www.vestnik-economic.tou.edu.kz)